

NANYANG
TECHNOLOGICAL
UNIVERSITY
SINGAPORE

联邦学习中的博弈论

于涵

南洋助理教授、李光耀研究员

新加坡南洋理工大学
计算机科学与工程学院



南洋理工大学



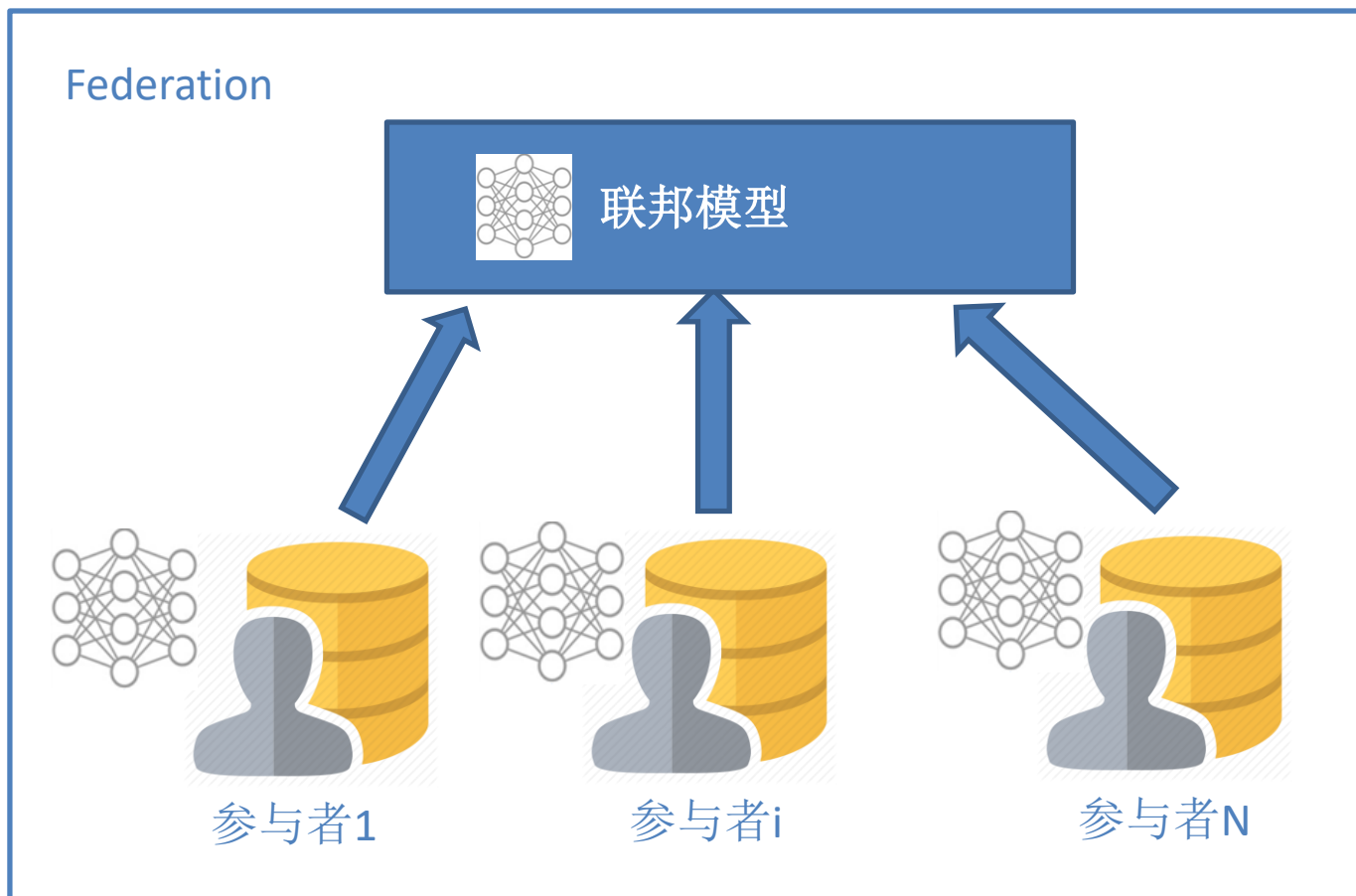
南洋理工大学全景



毗邻计算机科学与工程学院的北方教学楼



定义



Agent/Data Owner (参与者):

- 参与联合建模的数据方 (个人或者机构)

Federation (联盟):

- 由 $N > 1$ 个参与方联合参与建模组成的组织形态

Federated Model (联邦模型):

- 参与者用联邦学习的方法建立的模型

Utility (效用):

- 参与者对于联盟的贡献能力

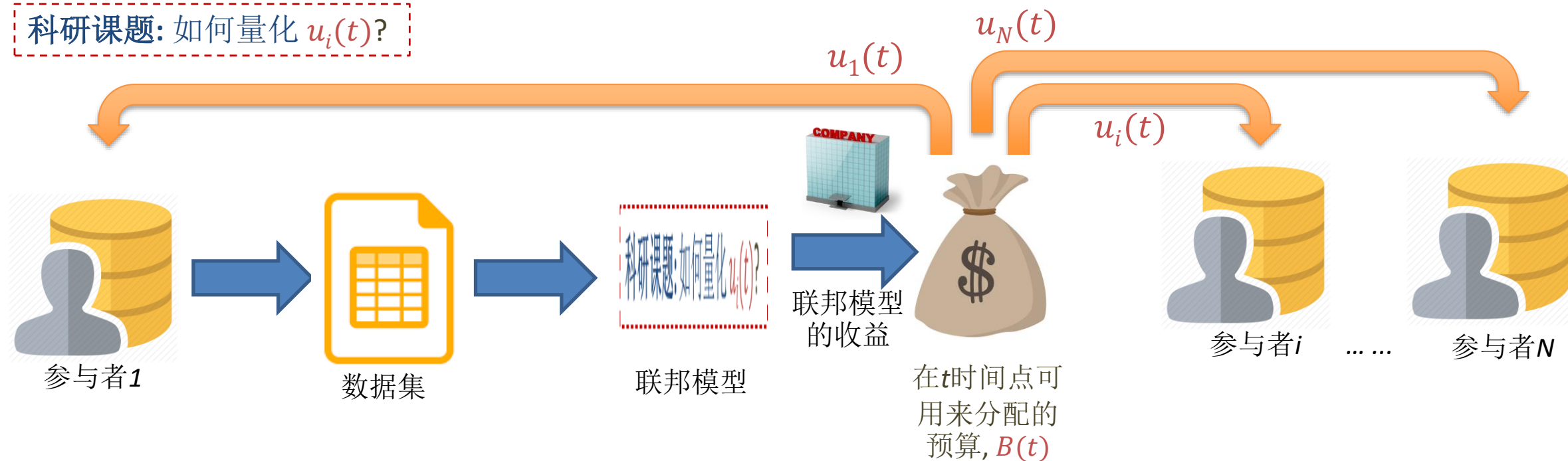
Payment (支付):

- 参与者向联盟的支付 (负数代表参与方从联盟获得报酬)

联邦学习激励机制设计

一个数据联盟的可持续发展取决于其能否持续吸引高质量的个人或机构数据持有人的参与

科研课题: 如何量化 $u_i(t)$?



收益分配博弈

三类利润分配博弈中的分配方案:

1. 平均主义: 数据联盟产生的收益在参与者中**平均分配**
2. 边际收益: 按照某个参与者**加入联盟**时带来的边际收益确定他所应得的收益
3. 边际损失: 按照某个参与者**退出联盟**所能带来的边际损失确定他所应得的收益

从系统角度考虑, 总体目标是最大化集体效用:

$$U = \sum_t \sum_i u_i(t)$$

收益分配方案– Equal平均分配

$B(t)$ 总是平均分配给所有参与者
(平均主义)

每个时间点的收益分配法: $\hat{u}_i(t) = \frac{B(t)}{N}$

Shuo Yang, Fan Wu, Shaojie Tang, Xiaofeng Gao, Bo Yang & Guihai Chen. On designing data quality-aware truth estimation and surplus sharing method for mobile crowdsensing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, **35**(4):832–847, 2017.



收益分配方案– Linear线性分配

参与者i在总收益中的占比与其所贡献的数据质量和数量之乘机成正比
(边际收益)

$$u_i(t) = q_i(t) d_i(t)$$

数据质量 数据数量

每个时间点的收益分配法:

$$\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$$

收益分配方案– Individual个人贡献分配

按照参与者*i*个人能为联盟所能带来的效益确定他所应得的报酬
(边际收益)

$$u_i(t) = v(\{i\})$$

只有*i*参与的联邦模型的收益

每个时间点的收益分配法:

$$\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$$

Shuo Yang, Fan Wu, Shaojie Tang, Xiaofeng Gao, Bo Yang & Guihai Chen. On designing data quality-aware truth estimation and surplus sharing method for mobile crowdsensing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 35(4):832–847, 2017.



收益分配方案– Labour Union 工会分配

按照参与者*i*按实际加入联盟次序所带来的边际收益确定他所应得的报酬
(边际收益)

$$u_i(t) = v(F \cup \{i\}) - v(F)$$

*i*最后加入的联邦模型产生的收益

没有*i*参与的联邦模型的收益

每个时间点的收益分配法:

$$\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$$

S. Gollapudi, K. Kollias, D. Panigrahi & V. Pliatsika. Profit sharing and efficiency in utility games. In *ESA*, pp. 1–16, 2017.



收益分配方案– Shapley沙普利分配

依据参与者*i*按所有可能加入联盟次序所带来的平均边际收益确定所应得的报酬
(边际收益)

Given a data federation with data owners divided into m parties (P_1, \dots, P_m) , and a data owner i

$$u_i(t) = \sum_{P \subseteq P_j \setminus \{i\}} \frac{|P|! (|P_j| - |P| - 1)!}{|P_j|} [v(P \cup \{i\}) - v(P)]$$

每个时间点的收益分配法: $\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$

J. Augustine, N. Chen, E. Elkind, A. Fanelli, N. Gravin & D. Shiryayev. Dynamics of profit-sharing games. *Internet Mathematics*, 1:1–22, 2015.



收益分配方案– Fair Value公平值分配

按照参与者*i*退出联盟所能带来的边际损失确定他所应得的报酬
(边际损失)

$$u_i(t) = v(F) - v(F \setminus \{i\})$$

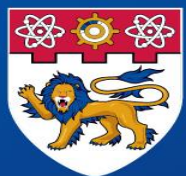
有*i*参与的联邦模型的收益 没有*i*参与的联邦模型的收益

每个时间点的收益分配法:

$$\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$$

S. Gollapudi, K. Kollias, D. Panigrahi & V. Pliatsika. Profit sharing and efficiency in utility games. In *ESA*, pp. 1–16, 2017.





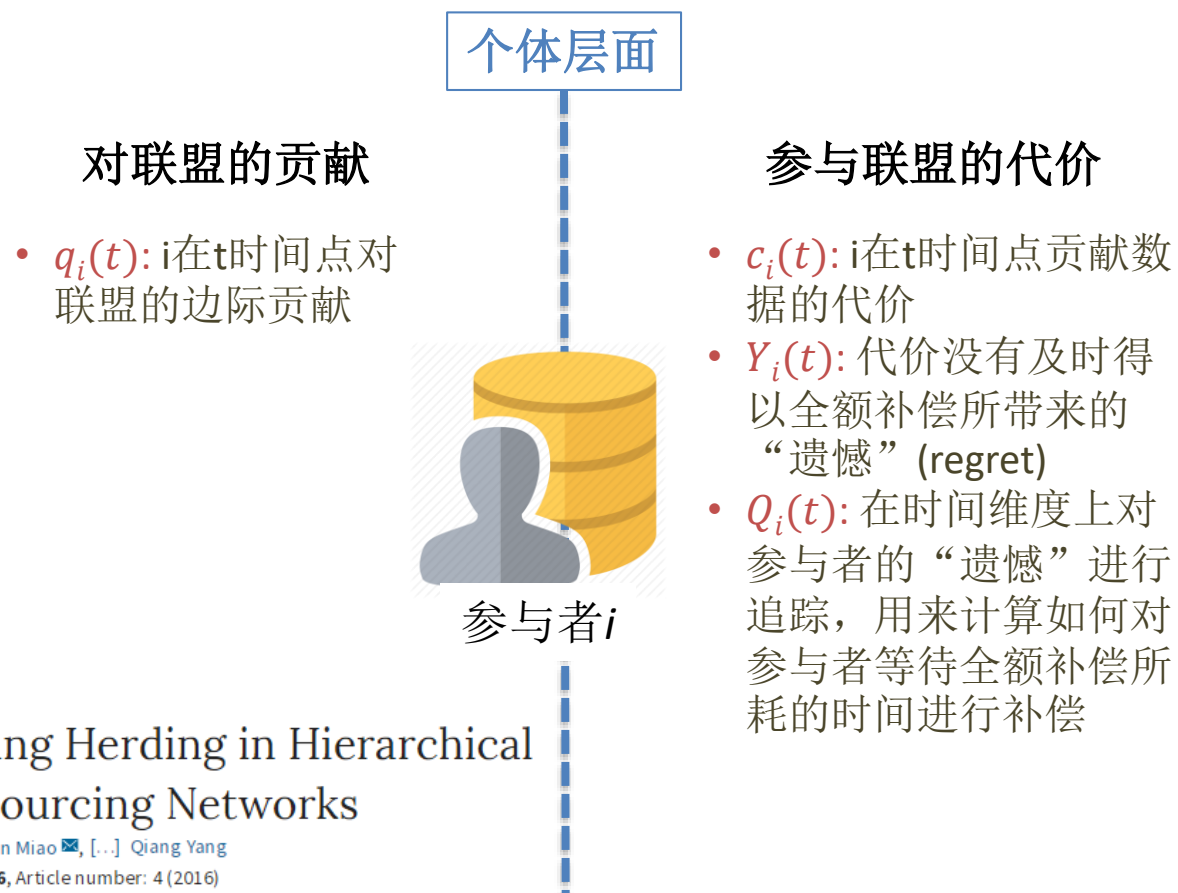
NANYANG
TECHNOLOGICAL
UNIVERSITY
SINGAPORE

解决方案: Federated Learning Incentivizer (FLI)



数据联盟参与者模型

核心问题：如何公平地对待参与者



nature > scientific reports > articles > article

SCIENTIFIC REPORTS

Mitigating Herding in Hierarchical
Crowdsourcing Networks

Han Yu, Chunyan Miao, [...] Qiang Yang

Scientific Reports 6, Article number: 4 (2016)



基于排队系统为公平度目标建模

参与者*i*在*t*时间点的“遗憾”动态变化:

$$Y_i(t + 1) \triangleq \max[0, Y_i(t) + c_i(t) - u_i(t)]$$

时间“遗憾”成本动态变化:

$$Q_i(t + 1) \triangleq \max[0, Q_i(t) + \lambda_i(t) - u_i(t)]$$

$$\lambda_i(t) = \begin{cases} \hat{c}_i, & Y_t(t) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

基于排队系统为公平度目标建模

$$Q_i(t+1) \triangleq \max[0, Q_i(t) + \lambda_i(t) - u_i(t)]$$

$$\because Q_i(0) = 0$$

$$Q_i(t+1) \geq Q_i(t) + \lambda_i(t) - u_i(t)$$

$$Q_i(t+1) - Q_i(t) \geq \lambda_i(t) - u_i(t)$$

$$\sum_{t=0}^{T-1} [Q_i(t+1) - Q_i(t)] \geq \sum_{t=0}^{T-1} [\lambda_i(t) - u_i(t)]$$

$$Q_i(T) - Q_i(0) \geq \sum_{t=0}^{T-1} [\lambda_i(t) - u_i(t)]$$

$$\frac{Q_i(T)}{T} \geq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \lambda_i(t) - \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u_i(t)$$

通过保证以下排队系统稳定性条件:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} u_i(t) \geq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \lambda_i(t)$$

一个给定的数据联盟可以保证参与者等候全额补偿的时间是有限的



基于排队系统为公平度目标建模

整个数据联盟

整体效用

$$U = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N q_i(t) [u_i(t) - c_i(t)]$$

- **公平性维度1:** 一个参与者所贡献的数据为联邦模型带来的边际效益越高，他所应得的补偿也应越高

“遗憾”在参与者维度及时间维度的分布

$$L(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [Y_i^2(t) + Q_i^2(t)]$$

$$\Delta = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} [L(t+1) - L(t)]$$

- **公平性维度2:** “遗憾”度及等待时长应在所有参与者间尽量均匀分布
- **公平性维度3:** 在不同时间点之间，“遗憾”度及等待时长的变化尽量不要太剧烈



优化目标函数

公平性维度1

$$U = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N q_i(t)[u_i(t) - c_i(t)]$$

最大化

公平性维度2和3

$$\Delta \leq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{1}{2} u_i^2(t) - u_i(t)[Y_i(t) + c_i(t) + Q_i(t) + \lambda_i(t)] \right\}$$

最小化

正则加权项 $\rightarrow \omega U - \Delta$

最大化:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N \left\{ \omega q_i(t)[u_i(t) - c_i(t)] - \frac{1}{2} u_i^2(t) + u_i(t)[Y_i(t) + c_i(t) + Q_i(t) + \lambda_i(t)] \right\}$$

约束:

$$\sum_{n=1}^N \hat{u}_i(t) \leq B(t), \forall t$$

$$\hat{u}_i(t) \geq 0, \forall i, t$$



解决方案

Federated Learning Incentivizer (FLI) 利益分配方案

最大化数据联盟的整体效用，同时最小化参与者之间在“遗憾”和等待时长两个维度的不均衡

FLI:

$$u_i(t) = \omega q_i(t) + Y_i(t) + c_i(t) + Q_i(t)$$

每个时间点的收益分配法: $\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$

解决方案细节

Algorithm 1 Federated Learning Incentivizer (FLI)

Require: ω and $B(t)$ set by the system administrator; $Y_i(t)$ from all data owners at round t (with $Y_i(t) = 0$ for any i who just joined the federation); and $Q_i(t)$ from all data owners at round t (with $Q_i(t) = 0$ for any i who just joined the federation).

```
1: Initialize  $S(t) \leftarrow 0$ ; //to hold the sum of all  $u_i(t)$  values.
2: for  $i = 1$  to  $N$  do
3:   if  $d_i(t) > 0$  then
4:     Compute  $c_i(t)$ ;
5:     Compute  $q_i(t)$ ;
6:   else
7:      $c_i(t) = 0$ ;
8:   end if
9:    $u_i(t) \leftarrow \frac{1}{2}[\omega q_i(t) + Y_i(t) + c_i(t) + Q_i(t) + \lambda_i(t)]$ ;
10:   $S(t) \leftarrow S(t) + u_i(t)$ ;
11: end for
12: for  $i = 1$  to  $N$  do
13:   $\hat{u}_i(t) \leftarrow \frac{u_i(t)}{S(t)} B(t)$ 
14:   $Y_i(t+1) \leftarrow \max[0, Y_i(t) + c_i(t) - \hat{u}_i(t)]$ ;
15:   $Q_i(t+1) \leftarrow \max[0, Q_i(t) + \lambda_i(t) - \hat{u}_i(t)]$ ;
16: end for
17: return  $\{\hat{u}_1(t), \hat{u}_2(t), \dots, \hat{u}_N(t)\}$ ;
```

- 算法时间复杂度：1) 中心化算法 $O(N)$ ；2) 分布式算法 $O(1)$
- 一定时间过后，当 $Y_i(t)$ 和 $Q_i(t)$ 都通过补偿归零且没有新的 $c_i(t)$ 产生时, i 在数据联盟中的“占股”等同于 $u_i(t) = \omega q_i(t)$ 。
- 取决于 $q_i(t)$ 的计算方案，FLI在这个阶段可等价于Labour Union game, Shapley game或Fair-value game分配方案。



解决方案细节 - 面向业务

- 第一步:

- 一次性偿付参与者*i*贡献数据产生的代价 $c_i(t)$

通过拍卖机制设计方法论
研究量化 $c_i(t)$ 的方法

1. 先验依赖拍卖机制

如Myerson拍卖

2. 非先验依赖拍卖机制

如Vickery拍卖

- 第二步:

- 在接下来的合同期内按照 $u_i(t) = q_i(t)$

$$\hat{u}_i(t) = \frac{u_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_i(t)} B(t)$$

为*i*持续分红

在联邦模型训练的情境下
研究量化 $q_i(t)$ 的方法

1. 平均主义分配方案

Equal

2. 边际收益分配方案

- 1. Linear
- 2. Individual
- 3. Labour Union
- 4. Shapley

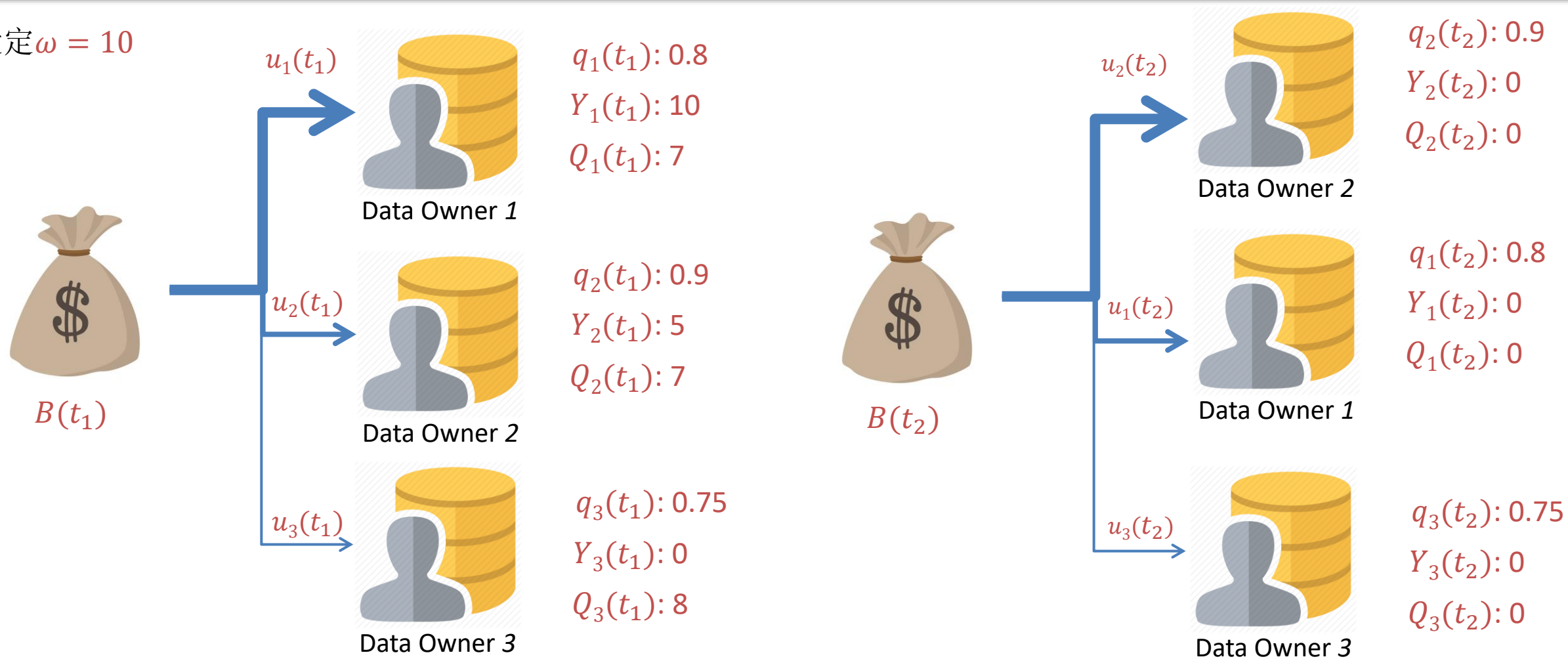
3. 边际损失分配方案

Fair-value



范例

设定 $\omega = 10$



分配方案对比

	边际收益	边际损失	平均主义	FLI
每个数据拥有者可同时加入多个联盟	X	X	X	√
参与者加入联盟的顺序重要	√	X	√	-
参与者离开联盟的顺序重要	X	√	√	-
考虑参与者加入联盟的代价	X	X	X	√
考虑参与者加入联盟的“遗憾”	X	X	X	√
考虑参与者等待全额补偿所耗的时间	X	X	X	√

理论分析结果

联盟总体效用

$$\liminf_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} U(t) \geq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} U^*(t) - \frac{\delta}{\omega}$$

- By following FLI, a federation produces time-averaged collective utility within $O(\frac{1}{\omega})$ of the theoretical optimal (理论最优) time-averaged collective utility.
- By increasing the value of ω , a federation can achieve the time-averaged collective utility closer to the optimal time-averaged collective utility.
- **[Note]** this collective utility is different from social welfare (社会福利).
- It expresses the desire to reward data owners fairly based on their contributions to the federation.

理论分析结果

联盟支出

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \sup \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N u_i(t) \leq \frac{\omega}{T\epsilon} \sum_{t=0}^{T-1} U^*(t) + \frac{\delta}{\epsilon}$$

By following FLI, the long-term time-averaged total payoff by the federation to data owners is bounded by $O(\omega)$. Increasing the value of ω will signal the federation to pay out more of its revenue.

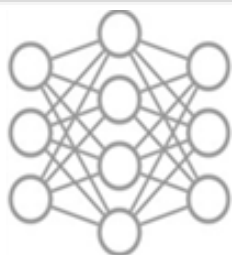
理论分析结果

“遗憾”

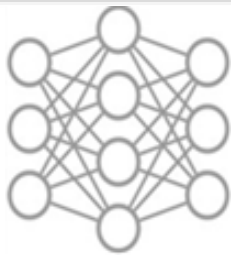
$$0 \leq \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n=1}^N Y_i(t) \leq \frac{\delta}{\epsilon}$$

FLI is stable in terms of data owners' regret regardless of the choice of value for ω since $u_i(t) \geq c_i(t)$. Regret is sub-linear to a constant value, it will converge and will not grow unbounded.

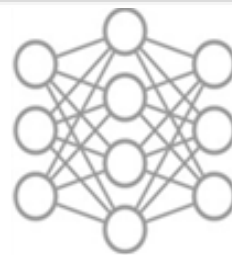
实验评估



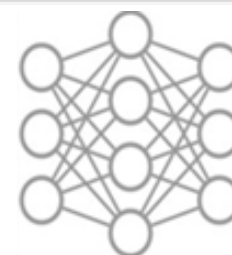
使用**Linear**分配方案的数据联盟



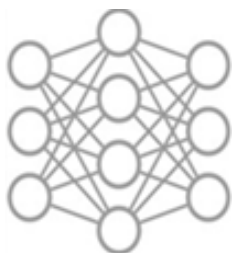
使用**Equal**分配方案的数据联盟



使用**Individual**分配方案的数据联盟



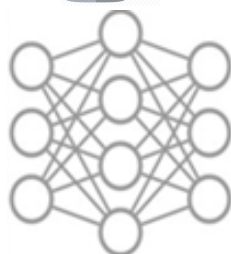
使用**Fair-value game**分配方案的数据联盟



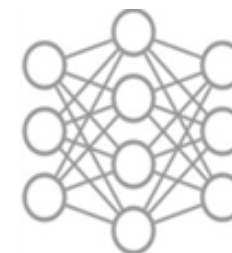
使用**Labour Union game**分配方案的数据联盟



- 自利的联盟参与者智能体
- 根据自己在各个联盟中的历史收益数据决定加入各个联盟的或然率

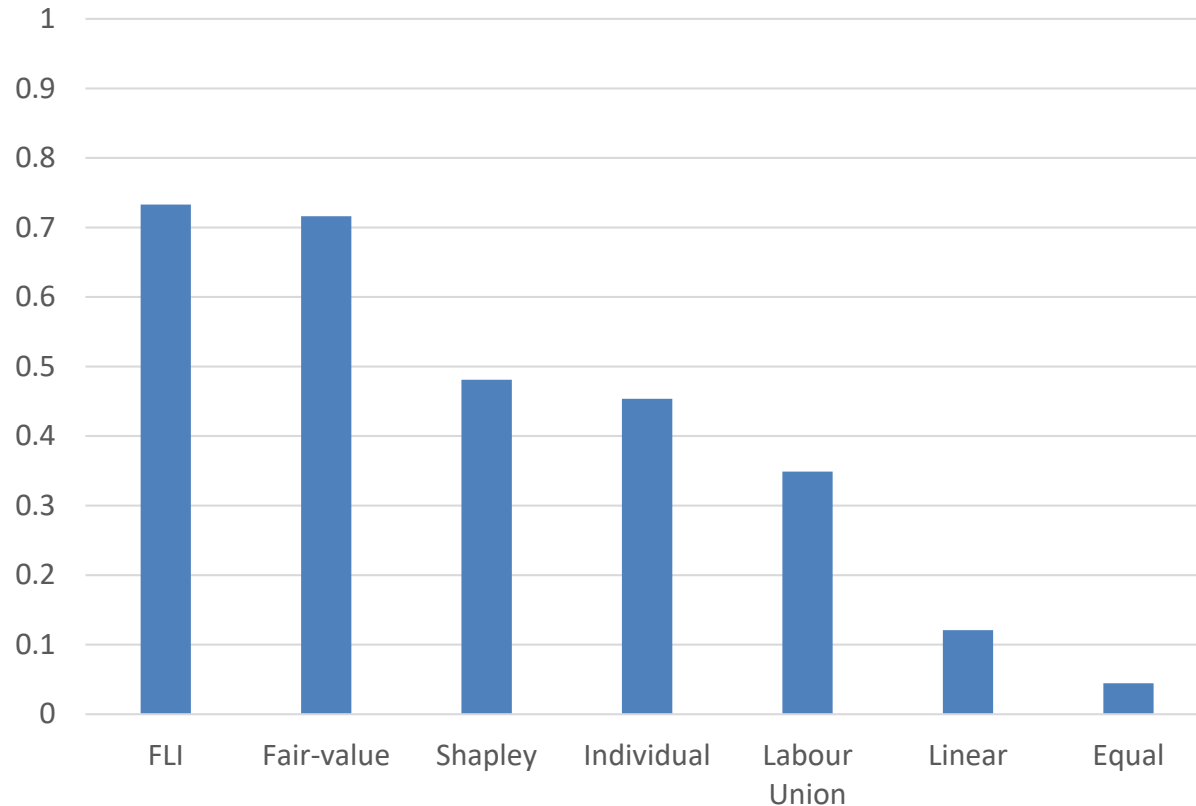


使用**FLI**分配方案的数据联盟



使用**Shapley game**分配方案的数据联盟

实验结果(1)

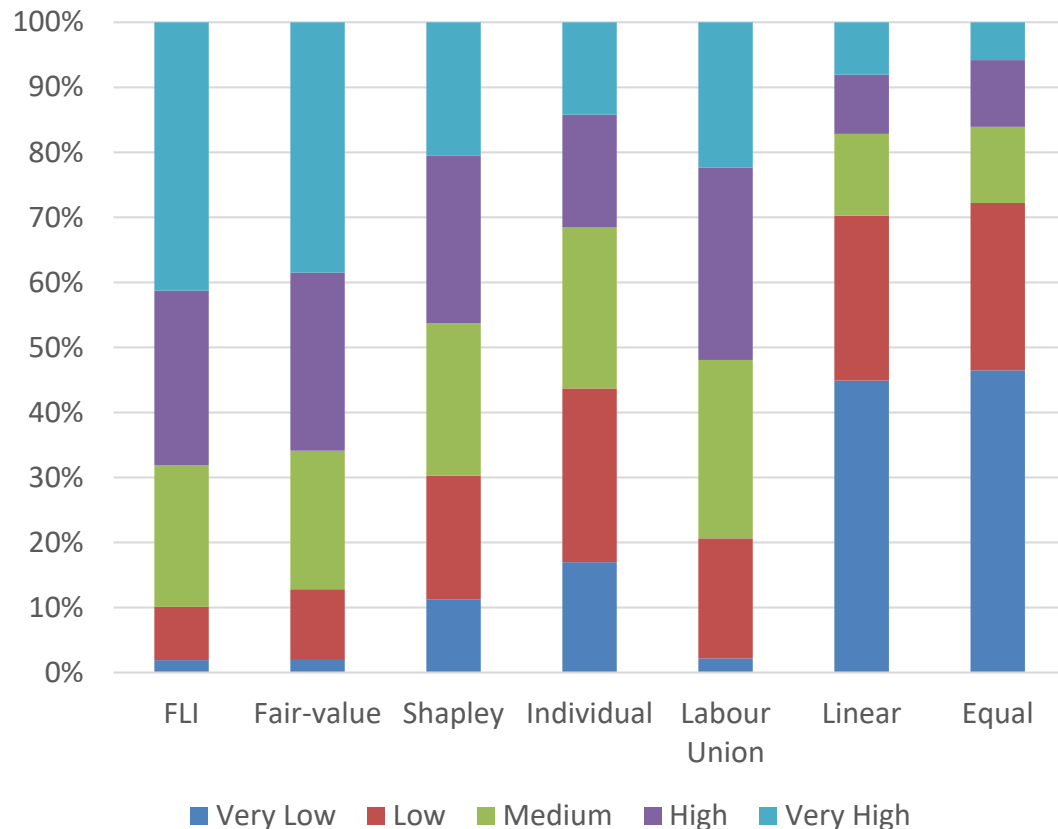


- 公平度指数:

$$f = \frac{1}{T} \sum_t \frac{[\sum_i \frac{u_i(t)}{q_i(t)}]^2}{N \sum_i [\frac{u_i(t)}{q_i(t)}]^2} \in [0,1]$$

- FLI achieves the highest level of fairness in terms of treating the data owners based on their contributions to a data federation

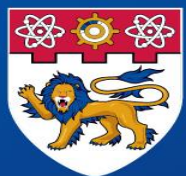
实验结果(2)



This figure shows different data owner agents' final probability of following each scheme. Data owner agents are divided into five types based on their individual ρ_i values (contribution to an FML model). Agents with ρ_i values belonging to the range of $[0,0.2)$, $[0.2,0.4)$, $[0.4,0.6)$, $[0.6,0.8)$ and $[0.8,1]$ are labelled as 'Very Low', 'Low', 'Medium', 'High' and 'Very High' types.

- It can be observed that FLI is the most attractive to Very High and High type agents, and least attractive to Medium, Low and Very Low type agents.
- Shapley and Union follow are similar trend but are less attractive to Very High and High type agents than FLI.
- Individual, Linear and Equal are more attractive to agents with lower data quality than those with higher data quality.

Han Yu, Zelei Liu, Yang Liu, Tianjian Chen, Mingshu Cong, Xi Weng & Qiang Yang. A Sustainable Incentive Scheme for Data Federations. *IJCAI*, 2019. ([under review](#))



NANYANG
TECHNOLOGICAL
UNIVERSITY
SINGAPORE

基础理论模型在 中国“智慧民生” 中的应用



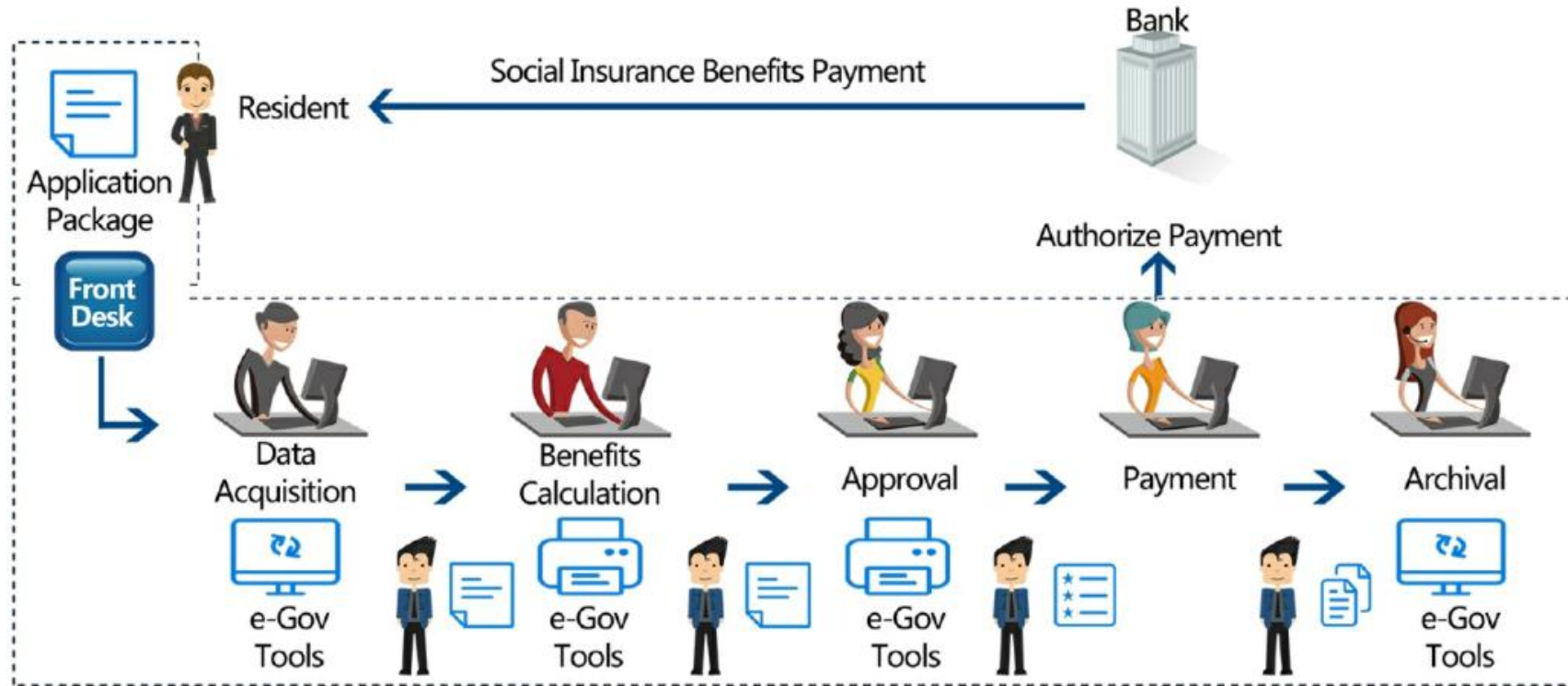
中国政务服务难题



办事难、办事慢、
等待时间长、群众
跑路多... ..

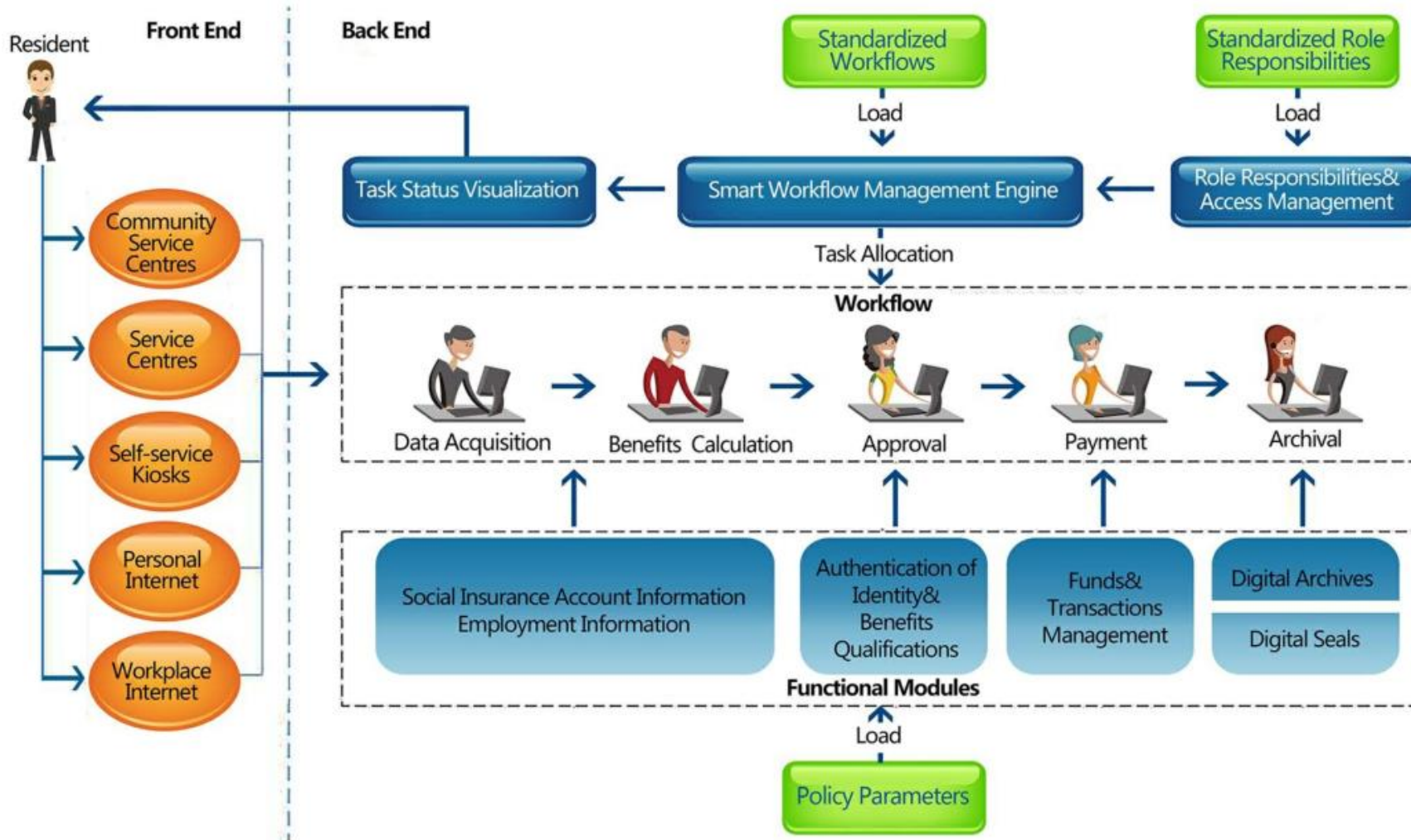


现有电子政务系统



- 工具包式解决方案
- 未能解决系统层面低效率问题
- 效果不明显

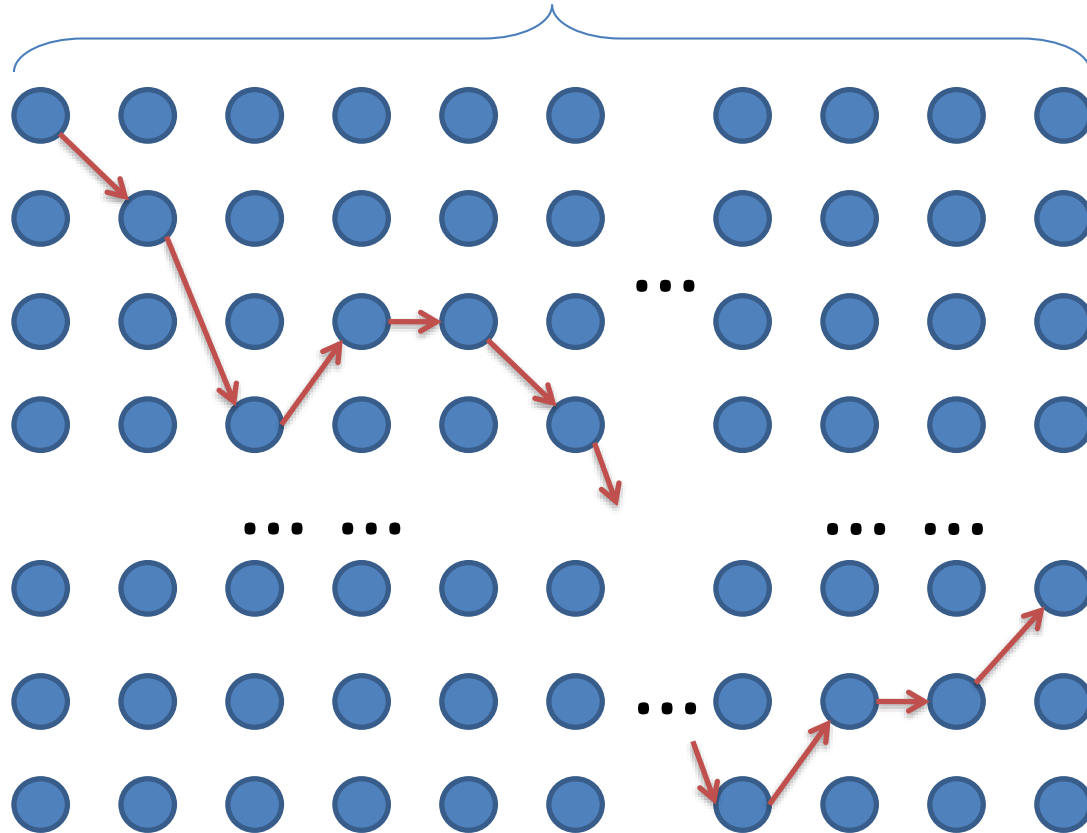
SmartHS电子政务系统



- 流程标准化
- 人员角色定义标准化
- 流程智能管理

SmartHS电子政务系统

可提供不同种类服务的工作人员



- 流程标准化
- 人员角色定义标准化
- **流程智能管理**
(基于联邦学习机制设计的基础理论)

Yu, H., Miao, C., Chen, Y., Fauvel, S., Li, X. & Lesser, V. R. Algorithmic management for improving collective productivity in crowdsourcing. *Scientific Reports* 7(12541), (2017).



SmartHS电子政务系统

人力资源和社会保障 社保业务平台

威海市人社局

请输入业务流水号

首页 个人 单位 社区 学校 医院 综合业务 查询统计 统计报表 系统管理

应用动态 更多>>

用户信息 我最近工作>>

姓名: [REDACTED]

登录时间: [REDACTED]

部门: [REDACTED]

(B) Tasks accepted by the user

我签领的工作

- ① 省内异地联网就医备案的登陆省平台备案 [REDACTED] 的信息
- ① 补录 [REDACTED] 的慢性病备案信息
- ① 预览 [REDACTED] 的住院费用报销拨付单据
- ① [REDACTED] 离退休职工个人账户一次性支...
- ① ! [REDACTED] 住院中心报销作废拨付单据和撤销结算
- ① 显示全部...

Tasks recommended by the system

(A) 待签领工作

- ① 您有3个工伤单据需要确认
- ① 您共有5个公共服务单位人员新增需要处理
- ① 您有1张待确认的待遇终止单据
- ① 您共有5个人需要进行缴费历史初审
- ① 您共有3个人需要进行退休资格预审复审
- ① 您有1条企业贷款申请待审批
- ① 您有7个医疗单据需要确认
- ① 您有1条个人贷款申请待审批
- ① 您共有4个人需要进行缴费历史复审
- ① 您共有2个人需要进行退休医疗待遇审核
- ① 您有1个待确认的居民养老退保单据
- ① 您有2个待遇终止信息需要审核

- 流程标准化
- 人员角色定义标准化
- 流程智能管理
(基于联邦学习机制设计的基础理论)



SmartHS在威海的实际应用案例

各类服务渠道出行成本

经办渠道	单次出行距离	往返出行距离	时间成本
经办大厅	10公里	20公里	3小时
基层平台	2公里	4公里	0.5小时
自助终端设备	0.5公里	1公里	0.17小时
手机客户端	0公里	0公里	0小时
网上申报	0公里	0公里	0小时

全去社保大厅办理出行总距离**2354万**公里

采用新渠道办理出行总距离**760万**公里

减少**1594万**公里

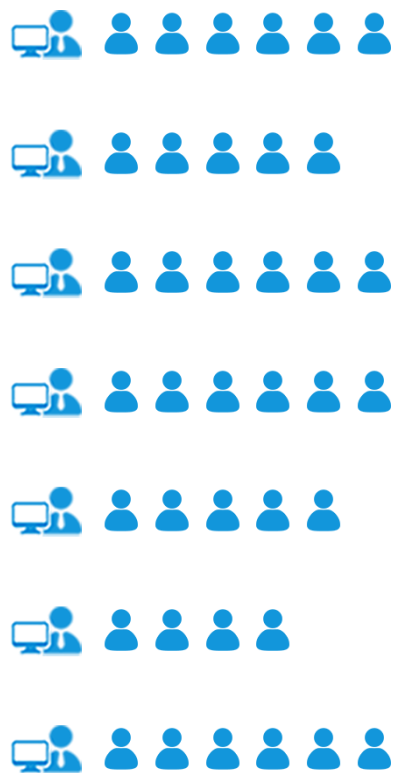


少跑的路
可绕地球
398圈

SmartHS在威海的实际应用案例

Before

每个窗口每小时
平均压力为**7.9**笔业务



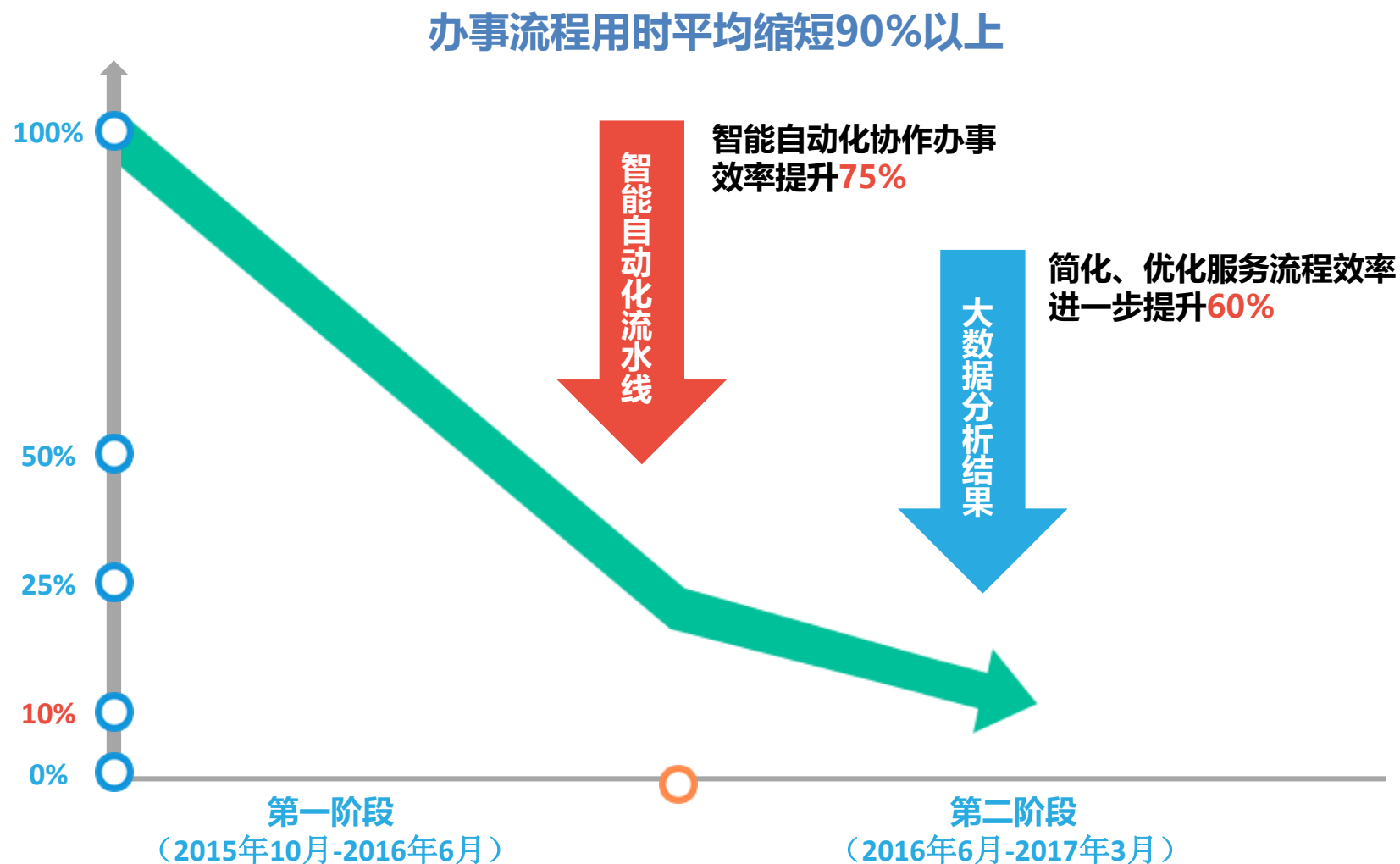
基本实现
百姓办事0排队

每个窗口每小时
平均压力为**0.85**笔业务



After

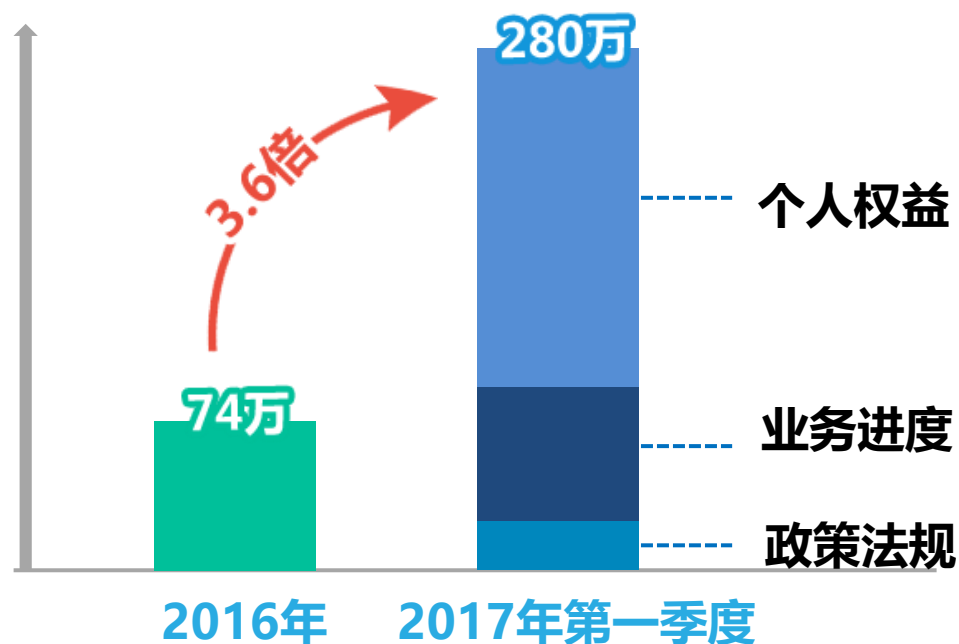
SmartHS在威海的实际应用案例



SmartHS在威海的实际应用案例

2017年一季度查询业务量是2016年总量3.6倍

威海社保政务公开水平大幅度提升



2017年开通手机app后
社保问题随时、随地、随便查

- 人民群众具有强烈的知情权和政务公开需求
- 人民群众需要简单便捷的信息通道
- AI赋能移动终端是进行政务公开的最好通道

SmartHS在威海的实际应用案例



中华人民共和国
人力资源和社会保障部

该项目荣获人社部通报嘉奖
并向全国20多个城市推广试点



2018年美国人工智能
促进会（AAAI）
人工智能创新应用奖



Association for the
Advancement of Artificial Intelligence

“SmartHS... .. 基于众智科学提高
互联网政务服务效率的研究工作
成果，有巨大潜力改善广大用户
的体验，文中提到的方法论对人
工智能在政务服务这个新领域中
的应用有重要借鉴意义，是在帮
助中国提高政务服务质量的探索
中的一次成功的尝试。”

- 新智元



谢谢！

